5A

УДК 681.518.9; 621.384.3

С.С. Анцыферов
Московский государственный институт радиотехники, электроники и автоматики (технический университет), г. Москва, Россия
antsyfer@yandex.ru

Повышение интеллектуального потенциала адаптивных информационно-распознающих систем

Рассматриваются направления повышения интеллектуального потенциала адаптивных информационно-распознающих систем, реализующих методологию структурно-стохастического принципа обработки информации реализаций пространственно-временных полей. Определены принципы адаптации параметров обрабатывающих алгоритмов и преодоления существенной априорной неопределенности. Предлагаемый эволюционный процесс поиска оптимальной модели адаптивной обработки предъявляет большие требования к производительности обрабатывающих средств на уровне суперкомпьютера.

Введение

Рост требований к качеству идентификации множественных состояний исследуемых объектов по их физическим полям приводит к необходимости расширения спектрального диапазона используемых полей и проведения динамических наблюдений с последующей высокоточной обработкой получаемых последовательностей изображений (реализаций полей). Высокоточная обработка предполагает решение таких задач, как моделирование и экстраполяция изменчивости выделенных структурных компонентов (признаков) изображений, определение способов нахождения и описания тонкой скрытой структуры, настройка параметров обрабатывающих алгоритмов под конкретную структуру реализаций, распознавание образов изображений. Классическими методами решения указанных задач являются регрессионный, дискриминантный, факторный, многомерный дисперсионный и ковариационный анализ. Методология структурно-стохастической обработки информации пространственно-временных полей [1-7] обеспечивает возможность распознавания с высоким уровнем достоверности некоторого конечного числа состояний исследуемых объектов. Это нашло свое отражение, в частности, при решении некоторых задач медицинской диагностики с помощью адаптивных информационно-распознающих систем (АИРС) [8-14], практически реализующих данную методологию и обладающих элементами искусственного интеллекта. Высокая достоверность результатов достигается путем формирования в вероятностном пространстве адаптации четко разделимых трубок траекторий мер принадлежности реализаций полей к структурно-стохастическим образам, порождаемым выделенными состояниями исследуемых объектов. Вместе с тем в последнее время все более актуальной становится задача дифференциации каждого из выделенных состояний на множестве разнообразий структур реализаций. Использование существующих алгоритмов обработки сложных по своей структуре реализаций полей со строго детерминированными значениями алгоритмических констант не обеспечивает четкой и однозначной различимости трубок траекторий дифференцированных состояний, ограничивая тем самым сферу применимости используемого метода диагностики.

Кроме того, необходимо отметить, что информационный поток, поступающий на обработку, характеризуется нестационарностью, как правило, отсутствием априорной информации о характере вероятностных распределений измеряемых параметров структурных компонентов и неоднородностью получаемых выборок. Применение классических статистических методов принятия решений в этих условиях вызывает большие затруднения, поскольку они требуют значительного количества априорных сведений о реализациях и помехах, сопровождающих их получение, о потерях из-за принятия ошибочных решений или использования неточных оценок измеряемых параметров. Как показали проведенные исследования, потенциальные возможности методологии структурно-стохастической обработки далеко не исчерпаны и возможно существенное их усиление.

Целью данной работы является определение направлений усиления интеллектуального потенциала методологии структурно-стохастической обработки информации реализаций пространственно-временных полей.

Постановка задачи

Усиление методологии структурно-стохастической обработки – это, по-существу, задача повышения интеллектуального потенциала АИРС, осуществляющих восприятие информации извне, структурирование и хранение ее в виде знаний в кратковременной и долговременной памяти, преобразование (обработку) информации на уровне ее понимания, т.е. на ментальном уровне. Одно из возможных направлений усиления – *символистское*. Оно основано на логике предикатов и логическом программировании, алгоритмических моделях рассуждений Тьюринга, логике продукций Поста, функциональном программировании на основе λ-исчислений Черча.

Первые практические шаги по созданию символистических интеллектуальных систем (ИС) были сделаны американскими учеными. Так, в 1962 г. ученый из Массачусетского технологического института Дж. Маккарти создал язык функционального программирования LISP, удобный для решения многих сложных задач. В 1965 г. группа ученых университета Карнеги – Меллон разработала первую ИС типа GPS (General Problem Solver) на эвристических правилах, использующую принципы логического вывода. Система предназначена для решения ряда задач по доказательству теорем.

В 70-е гг. официальное развитие получила концепция *знаний*. И в 1971 г. в Стэнфордском университете была создана первая экспертная система DENDRAL. В ней использовались знания в форме продукций Поста, а программирование велось на LISP. После этого был разработан ряд коммерческих экспертных систем (ЭС) медицинского и географического назначений.

В 1972 г. А. Кармелроер и Руссель, основываясь на работах Д. Робинсона, Л. Ковальски и др., разработали язык логического программирования PROLOG. Его успех и эффективное применение для разработок ИС обусловлены применением мощного интерпретатора логических программ, основанного на методе резолюции Робинсона, простотой программирования и возможностью быстро создавать действующие прототипы ИС.

В 70-е гг. стало успешно использоваться представление знаний в виде семантических сетей и фреймов. Это явилось основой для создания ИС, работающих с естественными языками, понятиями и смысловой информацией, сложными сценами, структурированными знаниями. Особое значение в дальнейшем приобрело представление знаний в виде фреймов, предложенных М. Минским в 1975 г. Это была уже сетевая объектная форма знаний.

В 80-е годы получило развитие объектно-ориентированное программирование. Это позволило создавать ИС со сложными базами знаний, имеющими сетевую структуру. В этой структуре носителем и интерпретатором знаний является объект, объединяющий данные, правила их связывания и процедуры их обработки. Такой подход является универсальным и позволяет преодолевать ограниченные возможности фреймовых систем.

Создание объектно-ориентированных языков, специально ориентированных на работу со знаниями (CLOS – Common Lisp Object System; LOOPS – Lisp Oriented Object Programming System и др.), позволяет разрабатывать объектные ИС с очень сложной структурой знаний. Еще большее обобщение при работе со знаниями может дать концептуальное программирование, основы которого заложены также в 80-е гг.

Значительный толчок в разработке символистских интеллектуальных систем дала японская научно-техническая программа ICOT, направленная на создание ЭВМ 5-го поколения. В рамках данной программы японские ученые с 1981 г. начали разработку усовершенствованных версий языка PROLOG и спецпроцессоров для работы с ними. В результате, данные работы привели к разработке и внедрению чрезвычайно мощных аппаратно-программных средств логического программирования.

Следует отметить разработку обучающихся ИС (EURISCO, 1985, АИРС, 1999) на метазнаниях, позволяющих в процессе работы формировать новые знания в определенной предметной области. Эта работа тесно связана с ключевой проблемой обучения машин, т.е. с созданием логических ИС с самообучением. Необходимо отметить, что разработка подобных систем в рамках символистского направления наталкивается на серьезные трудности и до настоящего времени разработчики не вышли за пределы эксперимента.

Результаты многолетних исследований показывают, что практически значимые ИС символистского плана могут быть реализованы только в супер-ЭВМ или специализированных ЭВМ, включающих PROLOG или LISP машины.

В настоящее время для реализации объектного подхода в искусственном интеллекте разрабатываются специальные объектные ЭВМ с огромным числом процессоров и сетевой организацией. Одна из таких ЭВМ с массивно-параллельной структурой, разработанная в 1987 г. Дж. Хиллисом и названная «Connection Machine» (машина связности), может аппаратно реализовать объектные ИС на семантических сетях. Серия таких машин исследуется в военных ведомствах США.

Второе направление усиления – *коннективистское*. В основе – идея связывания большого количества ассоциативных сетей, позволяющих эффективно накапливать и использовать знания для решения задач классификации, аппроксимации и др. В настоящее время это направление имеет мощную теоретическую базу, построенную на биологических моделях функционирования нервной системы, в частности, нейронных структур мозга, теории формальных нейронов, динамических моделях нейросетей, описываемых разнообразными системами нейро- и мнемоуравнений, методах структурированного представления знаний в ассоциативных сетях с иерархической структурой, методах обучения ассоциативных сетей и др.

Достижению значительных практических результатов в плане создания нейросетевых аппаратно-программных средств и решения с их помощью ряда важных задач способствовало скачкообразное развитие в последние годы технологии СБИС и успехи аналоговой нейромикроэлектроники.

Нейросетевые аппаратно-программные средства в виде нейро- СБИС цифрового и аналогового типов, нейроплат-соцпроцессоров в составе обычных ЭВМ, специализированных и универсальных нейрокомпьютеров, программного обеспечения для моделирования нейросетей и операционных систем нейрокомпьютеров начали создаваться с середины 80-х гг. Первые нейрокомпьютеры и нейроплаты к ПК были созданы в 1986 – 89 гг.: MARK-III и MARK IV, MAN-40, PC-9801, ANZA, PD-7281 и др.

Все это были первые шаги к разработке ЭВМ 6-го поколения, программа создания которых была объявлена в 1987 г. (BRAIN, HFSP). В 90-е годы нейропроцессоры и комплектные нейрокомпьютеры стали разрабатывать и продавать практически все ведущие компьютерные фирмы. Так, IBM выпустила в продажу цифровую СБИС ZISCO-36, на которой были разработаны несколько вариантов нейроплат, SIEMENS- нейро-СБИС MA-16, нейроплату SYNAPSEC 2^*PS и нейрокомпьютер «Synapse-1», HNC-нейрокомпьютер «SHAP», INTEL – аналоговую нейро-СБИС ETANN.

В 1987 г. К. Мид объявил программу «Аналоговые микро-ЭВМ», в рамках которой предполагалось создать «Искусственный геном» на кремниевой вафле, емкостью 10^8 транзисторов и быстродействием 10^{13} опер./с. Далее предполагается перейти к созданию «кремниевых нервных систем» и нейропротезированию с использованием так называемых «мокрых» нейронов, что свидетельствует об огромных возможностях нейронного подхода. Наиболее интересны разработки в области нейрологических систем с самоорганизацией и ассоциативной памятью на основе комбинирования нечетких и нейронных систем.

В настоящее время нейрологические системы находятся в стадии исследований. Результаты таких исследований показывают, что на этом пути в ближайшее время могут быть созданы системы со сложностью поведения, приближающиеся к человеческой. Уже сейчас речь идет о создании искусственной нервной системы роботов-гуманоидов, первые образцы которых созданы японскими корпорациями Сони и Хонда (роботы SDR-3, Honda-P3).

Можно предположить, что дальнейшее развитие ИС будет происходить в рамках совершенствования ЭВМ 6-го поколения, основными чертами которых являются:

– возможность решения задач без программирования за счет способности к обучению по примерам и даже к самообучению по определенным критериям;

– объектно-сетевая архитектура, допускающая самоорганизацию;

– возможность моделирования механизмов мозга на макро- и микроуровнях.

Моделирование процессов рассуждения, эмоции, интуиции и др. проявлений высшей нервной деятельности может оказаться более доступным с использованием универсального объектно-сетевого подхода с применением обучаемых семантических и фреймовых сетевых моделей знаний. Однако и в этом случае принятие решений может быть организовано на нейромодулях с ассоциативным выводом, что может разрешить трудности, связанные со сложностью программирования при моделировании высших уровней мышления.

Перспективно направление, связанное с объединением символистского и коннективистского направлений, т.е. объединением *логической* и *нейронной* парадигм.

Такое объединение означает возможность перехода к аппаратной реализации обучаемых АИРС нейрологического типа и, ранее этого, может обеспечить решение задач как адаптации параметров обрабатывающих алгоритмов, так и преодоления существенной априорной неопределенности в рамках методологии структурно-стохастической обработки.

Адаптация параметров обрабатывающих алгоритмов

Результатом адаптации является совокупность необходимых сочетаний варьируемых параметров обрабатывающих алгоритмов, т.е. образов этих алгоритмов. В принципе сочетаний параметров образов обрабатывающих алгоритмов может быть практически бесконечное множество. Задача режима адаптации – выбор наиболее эффективных сочетаний, обеспечивающих наилучшее разделение трубок траекторий дифференцированных состояний. В рамках данной задачи происходит формирование новых взаимосвязей между алгоритмическими параметрами, а также между исполнительными элементами АИРС, обеспечивающих в результате высокоуровневую коллективную обработку информации полей. Основу формирования составляют эмерджентные модели адаптации, позволяющие реализовать глобальные обрабатывающие процедуры в распределенных системах, состоящих из взаимодействующих друг с другом исполнительных элементов или процессоров. При этом обрабатывающие процедуры реализуются с помощью эволюционных или так называемых генетических алгоритмов, важнейшим преимуществом которых является параллельный характер обработки информации. Кроме того, они реализуют одну из эффективных форм поиска экстремума, поддерживающую сразу несколько возможных образов обрабатывающих алгоритмов. В частности, математическое моделирование показало, что выделенные экспертами равновероятные в пространстве поиска образы в процессе адаптации после нескольких итераций группируются в областях, соответствующих наилучшему разделению трубок траекторий, т.е. наилучшему качеству распознавания. При использовании генетических алгоритмов адаптации происходит перемещение по некоторой виртуальной гиперповерхности параметров алгоритмов, определяемой критерием качества – метрологической мерой различимости трубок. Эта поверхность имеет сложный рельеф и может характеризоваться такими понятиями, как вершина, впадина, низменность, локальные максимумы и минимумы и т.д. Чтобы сохранить непрерывность пространства поиска экстремума, для кодирования информации использовались коды Грея, обеспечивающие «гладкость» перехода от одного образа к другому при использовании генетических операторов. Такие переходы позволяют не сразу отбрасывать неперспективные образы, оставляя для них возможность оказывать некоторое положительное влияние на процесс адаптации. Программные компоненты генетических алгоритмов представлены в виде символьных выражений на языке LISP или S-выражений. Благодаря этому генетические операторы оперируют S-выражениями, отображая древовидные структуры – фрагменты программ в новые деревья, т.е. в другие программы LISP.

Преодоление априорной неопределенности

Эффективным способом преодоления существенной априорной неопределенности следует признать эволюционное моделирование, позволяющее в рамках структурно-стохастической методологии обработки информации полей устанавливать взаимосвязи между базой знаний и образами обрабатывающих алгоритмов. База знаний или, другими словами, знание о проблемной области, должна быть некоторым способом закодирована внутри самой системы обработки, т.е. в образах обрабатывающих алгоритмов. В рассматриваемой задаче идентификации множественных состояний база знаний оказывается очень сложной, например, это может быть взаимосвязанный перечень всех возможных типов исходных структур изображений и их последовательных вариаций с наиболее вероятными формами патологий в диагностике и лечении сложных заболеваний.

Практически для решения указанной задачи приходится использовать большое число операций по обработке изображений. Так, для выявления плохо различимых деталей и подчеркивания интересующих характеристик на исходном изображении необходимо проводить операцию улучшения его качества, например, путем контрастирования. Для устранения различного рода искажений, обусловленных дефокусировкой или шумами регистрации, применяется операция восстановления изображения. В отличие от операции улучшения, основанной на субъективных предпочтениях человеческого восприятия, восстановление является объективным, опирающемся на математические, чаще вероятностные, модели искажений изображений. Для построения пирамидального представления, при котором изображение поэтапно разбивается на все более мелкие фрагменты, используется операция вейвлет-анализа, а для выделения некоторых заданных фрагментов на сложных по структуре изображениях применяется операция фрактальной обработки. Для извлечения компонентов изображения, необходимых для описания и представления формы выделенных фрагментов, используется операция морфологической обработки. Для разделения изображения на составные части используется операция сегментации, причем автоматическая сегментация принадлежит к числу самых трудных задач цифровой обработки изображений, успех решения которой во многом определяет успех решения задачи распознавания образов изображений. Излишне подробная сегментация значительно усложняет задачу распознавания, а недостаточно подробная – увеличивает вероятность ошибки распознавания.

Комплексное решение задач обработки в условиях априорной неопределенности может быть достигнуто путем применения эмерджентных моделей адаптации, позволяющих реализовать глобальные обрабатывающие процедуры в системах, состоящих из взаимодействующих друг с другом процессоров, реализующих перечисленные операции. Обрабатывающая процедура реализуется с помощью эволюционных (генетических) алгоритмов, требующих минимума априорной информации в виде указания принципиального класса образов обрабатывающих алгоритмов и соответствующего ему списка алгоритмических констант. Модель обрабатывающей процедуры может быть представлена в виде двоичного дерева последовательных решений, с каждым узлом которого связан один из признаков изображения, а следовательно, и некоторая совокупность алгоритмических констант. Согласно такому представлению процедура «проводит» изображение некоторым маршрутом от нижнего до верхнего уровня, попадая в узел, указывающий класс, к которому относится данное изображение. Функционирование дерева однозначно определяется правилом оценки каждого признака, т.е. одной или несколькими из указанных операций, а эффективность распознавания зависит от выбранной структуры дерева и подобранных в процессе адаптации значений алгоритмических констант. Оптимальная структура дерева может быть найдена с помощью некоторого оценочного функционала. Найти экстремум на множестве деревьев можно только перебором либо путем многократного случайного изменения (мутации) их структуры, либо за счет добавления, устранения, замены или перемены местами узлов дерева. Подбор эффективного функционирования выбранной структуры состоит в подборе значений алгоритмических констант.

Процесс трансформации моделей связан с продвижением по ветвям дерева, что не исключает возможности тупикового пути продвижения. Для уменьшения вероятности такого исхода необходимо для отбора хранить в памяти ЭВМ некоторое множество моделей. Это множество в процессе адаптации непрерывно видоизменяется путем включения в него лучших среди рассмотренных по своим функционалам моделей, т.е. процесс приобретает итеративный характер.

Выводы

1. Описанный эволюционный процесс поиска в некотором смысле оптимальной модели адаптированной обработки изображений предъявляет большие требования к производительности ЭВМ ($\approx 20 \div 30$ Tflops), т.е. на уровне суперкомпьютера типа «СКИФ».

2. В процессе эмерджентного моделирования процесса адаптации сформированы: совокупности исходных образов обрабатывающих алгоритмов, которые в последующем подвергаются трансформации с помощью генетических операторов; множества типовых структурных компонентов реализаций полей, в частности, с явно выраженной изотропностью; метрологические меры степени различимости трубок траекторий (образов полей) в вероятностном пространстве; наборы генетических операторов для трансформации образов обрабатывающих алгоритмов.

3. Предварительные испытания предлагаемой технологии на изотропных тепловых полях реальных медико-биологических объектов указывают на возможность усиления интеллектуального потенциала структурно-стохастического принципа обработки информации сложных по структуре пространственно-временных полей.

Литература

1. Анцыферов С.С. Формирование спектра тепловых изображений объектов и распознавание их образов / С.С. Анцыферов // Оптический журнал. – 1999. – Т. 66, № 2. – С. 44-48.
2. Анцыферов С.С. Технология адаптивной обработки информации тепловых широкоспектральных полей / С.С. Анцыферов, Н.Н. Евтихиев, Б.И. Голубь // Наукоемкие технологии. – 2002. – Т. 3, № 4. – С. 5-50.
3. Анцыферов С.С. Метрология виртуальных систем / С.С. Анцыферов // Измерительная техника. – 2003. – № 5. – С. 17-21.
4. Анцыферов С.С. Адаптивне системы распознавания образов пространственно-временных полей / С.С. Анцыферов, Н.Н. Евтихиев // Искусственный интеллект. – 2004. – № 3. – С. 405-416.
5. Анцыферов С.С. Адаптивные информационно-распознающие системы / С.С. Анцыферов, Н.Н. Евтихиев // Известия ТРТУ. – 2004. – № 9 (14). – С. 183-189.
6. Анцыферов С.С. Адаптивная обработка информации пространственно-временных изотропных полей / С.С. Анцыферов, Н.Н. Евтихиев // Оптический журнал. – 2006. – Т. 3., № 10. – С. 52-57.
7. Анцыферов С.С. Метрология интеллектуальных систем / С.С. Анцыферов // Искусственный интеллект. – 2008. – № 3. – С. 18-27.
8. Анцыферов С.С. Адаптация информационно-распознающих биомедицинских систем / Анцыферов С.С., Н.Н. Евтихиев // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2001. – № 1. – С. 5-9.
9. Построение медицинских систем распознавания тепловизионноых образов / С.С. Анцыферов, С.Н. Колесов, Б.И. Голубь, С.В. Ширяев // Биомедицинская радиоэлектроника. – 2001. – № 1. – С. 25-28.
10. Анцыферов С.С. Управление обработкой информации пространственно-временных полей в системах ранней диагностики и экологии / С.С. Анцыферов, Н.Н. Евтихиев // Сб. «Физика и радиоэлектроника в медицине – ФРЭМЭ 2002». – Владимир : ВГУ, 2002. – С. 174-176.
11. Анцыферов С.С. Использование адаптивных информационно-распознающих систем в ранней диагностике опухолевых заболеваний / С.С. Анцыферов, С.В. Ширяев, О.П. Ленская // Сб. «Тепловидение». – М. : МИРЭА, 2002. – № 14. – С. 160.
12. Анцыферов С.С. Методология оценки состояний организма по физическим полям / С.С. Анцыферов, Н.Н. Евтихиев // Радиоэлектроника в медицине. – М. : ИРЭ РАН, 2003. – С. 3-5.
13. Анцыферов С.С. Методология стохастической диагностики заболеваний по физическим полям / С.С. Анцыферов, Н.Н. Евтихиев // Сб. «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии – ФРЭМЭ 2004». – Владимир : ВГУ, 2004. – С. 163-166.
14. Анцыферов С.С. Математическая модель и алгоритм стохастического управления процессами лечения сложных заболеваний / С.С. Анцыферов, Б.И. Голубь, С.В. Ширяев // Сб. «Физика и радиоэлектроника в медицине и экологии – ФРЭМЭ 2008». – Владимир : ВГУ, 2008. – Кн. 1. – С. 129-133.

S.S. Antsyferov

Increase of the Mental Potential of Adaptive Information-distinguishing Systems

Directions of increase of a mental potential of the adaptive information-distinguishing systems realising methodology of a structurally-stochastic principle of processing of the information of realisations of existential fields are considered. Principles of adaptation of parametres of processing algorithms and overcoming of essential aprioristic uncertainty are defined. The offered evolutionary process of search of optimum model of adaptive processing places heavy demands to productivity of processing means at the supercomputer level.

Статья поступила в редакцию 21.06.2010.